



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ESPÍRITO SANTO
CENTRO DE CIÊNCIAS AGRÁRIAS E ENGENHARIAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA QUÍMICA

**APLICAÇÃO DE META-HEURÍSTICAS PARA OTIMIZAÇÃO DE REDES DE
TROCADORES DE CALOR**

GUSTAVO DOS SANTOS OLIVEIRA

ALEGRE, ES

2019

Gustavo dos Santos Oliveira

**APLICAÇÃO DE META-HEURÍSTICAS PARA OTIMIZAÇÃO DE REDES DE
TROCADORES DE CALOR**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Química do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Química.

Área de Concentração: Engenharia Química

Linha de Pesquisa: Modelagem, Otimização e Análise de Processos

Orientador: Prof. Dr. Geraldo Regis Mauri

Coorientador: Prof. Dr. Willian Melo Poubel

ALEGRE, ES

Fevereiro, 2019

Gustavo dos Santos Oliveira

**APLICAÇÃO DE META-HEURÍSTICAS PARA OTIMIZAÇÃO DE REDES DE
TROCADORES DE CALOR**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Química do Centro de Ciências Agrárias e Engenharias da Universidade Federal do Espírito Santo, como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Química.

Examinada em 22 de fevereiro de 2019.

Prof. Geraldo Regis Mauri, D.Sc.
Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Robson Costa de Sousa, D.Sc.
Universidade Federal do Espírito Santo

Prof. Helder de Amorim Mendes, D.Sc.
Universidade Federal do Espírito Santo

Ficha catalográfica disponibilizada pelo Sistema Integrado de
Bibliotecas - SIBI/UFES e elaborada pelo autor

- O48a Oliveira, Gustavo dos Santos, 1994-
 Aplicação de meta-heurísticas para otimização de redes de
 trocadores de calor / Gustavo dos Santos Oliveira. - 2019.
 51 f. : il.
- Orientador: Geraldo Regis Mauri.
 Coorientador: Willian Melo Poubel.
 Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) - Universidade
Federal do Espírito Santo, Centro de Ciências Agrárias e
Engenharias.

1. Permutadores Termicos. 2. Otimização combinatória. 3.
Programação (matemática). I. Mauri, Geraldo Regis. II. Poubel,
Willian Melo. III. Universidade Federal do Espírito Santo.
Centro de Ciências Agrárias e Engenharias. IV. Título.

CDU: 66.0

RESUMO

OLIVEIRA, Gustavo dos Santos. **Aplicação de meta-heurísticas para otimização de redes de trocadores de calor**. 2019. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Universidade Federal do Espírito Santo, Alegre, ES. Orientador: Geraldo Regis Mauri. Coorientador: Willian Melo Poubel.

Este trabalho propõe a aplicação de duas meta-heurísticas para otimizar uma rede de trocadores de calor. Essa rede consiste em diferentes combinações de trocadores de calor entre as correntes presentes no processo, potencializando seu efeito. Neste trabalho, foram considerados dois casos distintos para uma rede em que se permite ou não a divisão não-equivalente de corrente e mistura entre estágios. Apesar da existência de diversas meta-heurísticas, algumas consideradas clássicas não têm sido amplamente aplicadas para esse tipo de problema. Assim, neste trabalho propõe-se um algoritmo *Simulated Annealing* e um algoritmo GRASP para otimizar os dois casos de uma rede de trocadores de calor. Ambos os algoritmos se mostraram capazes de obter boas soluções para os dois casos em pouco tempo computacional. Para o primeiro caso, uma comparação direta com um trabalho apresentado na literatura foi realizada, e soluções similares às melhores conhecidas até então foram obtidas em um tempo computacional consideravelmente menor. Já para o segundo caso, não foi realizada comparação direta com a literatura devido à inexistência de trabalhos que tratassem a rede com as mesmas características. Entretanto, as soluções obtidas demonstraram a possibilidade de um ganho considerável quando se utiliza a divisão e mistura de correntes na rede. Os valores das melhores soluções obtidas são apresentados para futuras comparações.

Palavras-chave: otimização, meta-heurísticas, rede de trocadores de calor.

ABSTRACT

OLIVEIRA, Gustavo dos Santos. **Applying metaheuristics to optimize heat exchangers networks**. 2019. Dissertation. (Master degree in Chemical Engineering) – Federal University of Espírito Santo, Alegre, ES. Adviser: Geraldo Regis Mauri. Co-adviser: Willian Melo Poubel.

This work proposes the application of two metaheuristics to optimize a heat exchangers network. The network consists of combining heat exchangers among different stream increasing the overall value. In this work, two different cases were considered for a network in which the non-equivalent division of current and mixture between stages is allowed or not. Despite the existence of several metaheuristics, some considered classical have not been widely applied for this type of problem. Thus, in this work we propose a Simulated Annealing algorithm and a GRASP algorithm to optimize the two cases of a heat exchangers network. Both algorithms were able to obtain good solutions for the two cases within small computational time. For the first case, a direct comparison with a work presented in the literature was performed, and solutions similar to the best known so far were obtained in a considerably smaller computational time. For the second case, there was no direct comparison with the literature due to the lack of works that deal with the network with the same characteristics. However, the obtained solutions demonstrated the possibility of a considerable gain when the division and mixing of currents in the network is applied. The values of the best solutions obtained are presented for further comparisons.

Keywords: optimization, meta-heuristics, heat exchangers network.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Exemplo de busca local unidimensional (minimização).....	11
Figura 2 - Exemplo de busca local bidimensional (minimização).....	12
Figura 3 - Fluxograma genérico de otimização.....	13
Figura 4 - Exemplo de um trocador de calor.....	19
Figura 5 - Perfil de temperatura no trocador.....	20
Figura 6 - Erro em função da razão das diferenças da temperatura.....	22
Figura 7 - Erro em função das diferenças da temperatura.....	22
Figura 8 - Exemplo de rede de trocadores para 3 correntes quentes e frias (trocadas em série) sem mistura entre estágios.....	23
Figura 9 - Solução encontrada por Lin e Miller.....	26
Figura 10 - Sistema de trocadores com 3 correntes quentes e frias e mistura entre estágios.....	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores das constantes	31
Tabela 2 - Dados das correntes	31
Tabela 3 - Parâmetros do <i>Simulated Annealing</i> e GRASP (caso 1 e 2).....	36
Tabela 4 - Resultados do GRASP (caso 1)	37
Tabela 5 - Resultados do <i>Simulated Annealing</i> (caso 1).....	37
Tabela 6 - Tabela comparativa (caso 1, valores arredondados)	37
Tabela 7 - Resultados do GRASP (caso 2)	38
Tabela 8 - Resultados do SA (caso 2).....	39
Tabela 9 - Dados dos trocadores da melhor solução (caso 2)	39
Tabela 10 - Valores da fração da corrente para a melhor solução (caso 2)	40

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	07
2	OBJETIVOS.....	09
2.1	Objetivos Gerais	09
2.2	Objetivos Específicos.....	09
3	FUNDAMENTOS TEÓRICOS	10
3.1	Otimização	10
3.1.1	Métodos heurísticos.....	13
3.1.1.1	Métodos clássicos.....	14
3.1.1.2	Outras meta-heurísticas.....	17
3.1.2	Métodos Matemáticos ou Exatos	17
3.1.3	Métodos híbridos	18
3.2	Trocador de calor.....	19
3.2.1	Redes de trocadores de calor	23
4	REVISÃO DE LITERATURA.....	25
4.1	Otimização e engenharia	25
4.2	Trocadores e redes de trocadores de calor	25
5	METODOLOGIA	28
5.1	Modelo utilizado	28
5.2	Detalhes do algoritmo e otimização	32
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	36
6.1	Caso 1	36
6.2	Caso 2	38
7	CONCLUSÃO	41
	REFERÊNCIAS	42

1 INTRODUÇÃO

A busca por uma condição ótima sempre será uma característica comum a todos. Naturalmente, encontra-se situações onde há muitas possibilidades e nem todas levam ao mesmo resultado. Essa busca pela melhor resposta que se adequa a um problema se chama otimização.

A otimização é uma prática comum em muitos seres vivos. Percebe-se esse fato pelos diversos tipos de algoritmo que buscam simular o comportamento de alguns animais e humanos, como a Busca Tabu (EL-YAAKOUBI et al., 2017), Colônia de Formigas (WONG e MOIN, 2017) e Enxame de Partículas (BONYADI et al., 2014).

A engenharia é repleta de problemas com muitas variáveis, trazendo infinitas combinações de resultados viáveis e inviáveis. Quando se encontra esse tipo de situação, a otimização desenvolve ferramentas para encontrar os pontos ótimos, nos quais vislumbra-se a resposta viável mais agradável em um quesito.

A otimização na engenharia é completamente correlacionada com a computação, já que envolve muitos processos repetitivos de cálculos e funções matemáticas. Sendo assim, o avanço da tecnologia traz o avanço dessa área com surgimento de novos métodos, antes impossíveis devido ao seu custo computacional. Logo, problemas mais complexos e modelos mais detalhados começam a ficar disponíveis para serem trabalhados.

Como atualmente se vivencia um cenário bem voltado para pesquisas sobre energia renováveis e reaproveitamento de energia (SHUBA e KIFLE, 2018), comumente se encontram pesquisas envolvendo redes de trocadores de calor. Tal sistema traz uma economia de energia, levando energia de volta aos processos e reduzindo impactos ambientais (TOIMIL e GÓMEZ, 2017). As redes são combinações diversas de trocadores de calor que transferem energia entre as correntes do sistema, aumentando a taxa de troca em relação a um único trocador. Visto que não é um sistema simples e possui várias combinações, tem-se um potencial trabalho para aplicação de técnicas de otimização.

Mesmo com muitos métodos eficientes, a busca por novos métodos ou melhorias para os atuais continua. Os processadores tendem a ficar cada vez mais rápidos com o avanço na área da computação, possibilitando que métodos mais eficientes possam ser desenvolvidos. Nesse contexto, a utilização de meta-heurísticas se torna extremamente atrativa, já que estas vêm sendo utilizadas para resolução de diversos problemas, inclusive em redes de trocadores de calor.

Com esses conceitos em mente, o presente trabalho apresenta um estudo sobre a utilização de meta-heurísticas para otimização de uma rede de trocadores de calor, visando o menor custo total anual.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Esse trabalho tem por objetivo utilizar meta-heurísticas para realizar a otimização de uma rede de trocadores de calor, reduzindo seu custo.

2.2 Objetivos específicos

- Utilizar e avaliar técnicas heurísticas para minimização do custo do sistema.
- Implementar algoritmos para encontrar boas soluções para a rede.
- Apresentar comparações com a literatura.

3 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste capítulo é apresentada uma breve revisão sobre os assuntos considerados importantes ou essenciais para o desenvolvimento do trabalho, incluindo otimização (focada em heurísticas) e trocadores de calor (mais especificamente em redes de trocadores).

3.1 Otimização

A otimização é a área de estudo pela qual busca-se a resposta ótima de um problema ou situação dentro de um conjunto de soluções (CHOONG, WONG e LIM, 2017). A forma de obtenção dessa resposta varia para cada problema, podendo ou não haver cálculos. Nos casos de cálculos muito extensos, como é a realidade científica, a otimização foi tomando o auxílio dos computadores para a realização das tarefas iterativas e prolongadas.

Matematicamente, de acordo com Mjirda et al. (2017), os problemas de otimização são representados da seguinte forma:

$$\min f(x) \mid x \in X \subset S \quad (3.1)$$

Sendo f , x , X e S , respectivamente, a função objetivo, uma solução viável, um conjunto viável e o espaço de solução. O problema pode ser simplesmente transformado em maximização opondo-se a função objetivo.

Todo problema, para ser otimizado por cálculos, é representado por uma função objetivo. Essa função é o meio de calcular e comparar as respostas de forma que seja possível inferir a sua qualidade. As funções objetivo são calculadas de forma a obter um valor máximo ou mínimo, gerando problemas de maximização e minimização, respectivamente.

Além da função objetivo, existem restrições aos problemas, que podem ser incorporadas à função ou calculadas à parte. As restrições também são inerentes ao problema, podendo ser um valor máximo ou mínimo possível para uma variável, como uma limitação física ou um balanço fundamental, como balanço de energia.

Para o sistema de trocadores de calor, essas restrições podem ser limite de área, balanço de energia, temperatura de saída ou até mesmo todas as três (YAO, 2018). As funções podem ter variáveis discretas, discretas binárias ou contínuas. Ainda é possível encontrar funções que possuam variáveis contínuas e discretas no mesmo problema.

Definida a função objetivo, busca-se por uma solução que forneça um melhor valor numérico (maior ou menor). A partir de uma solução inicial, “caminha-se” pelo domínio da função por meio de uma busca local até atingir o mínimo ou máximo local ou global, conforme Figuras 1 e 2.

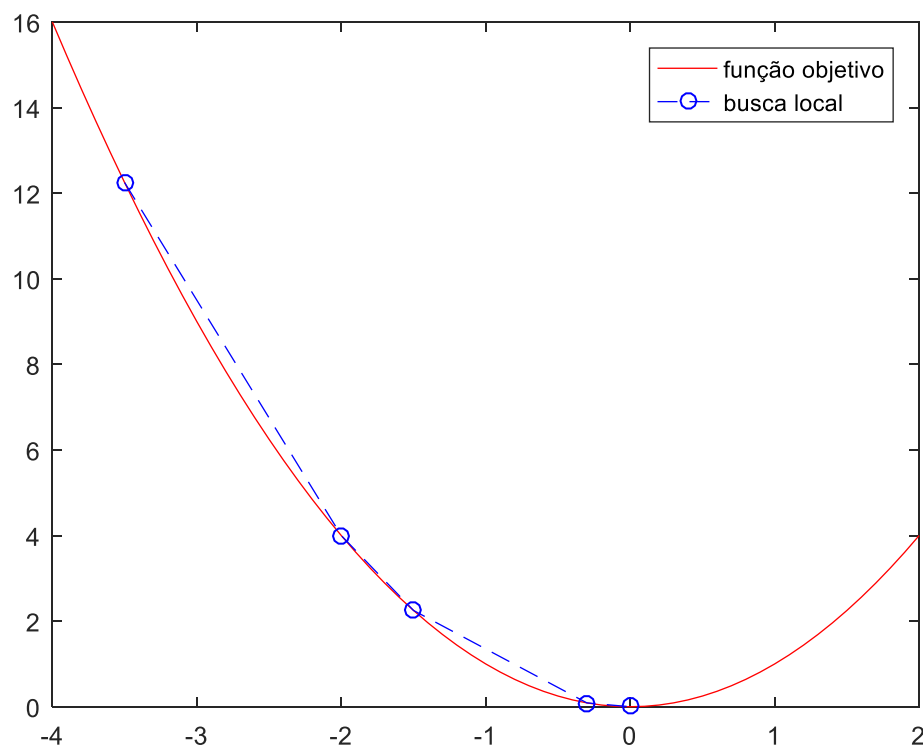


Figura 1: Exemplo de busca local unidimensional (minimização). Fonte: próprio autor.

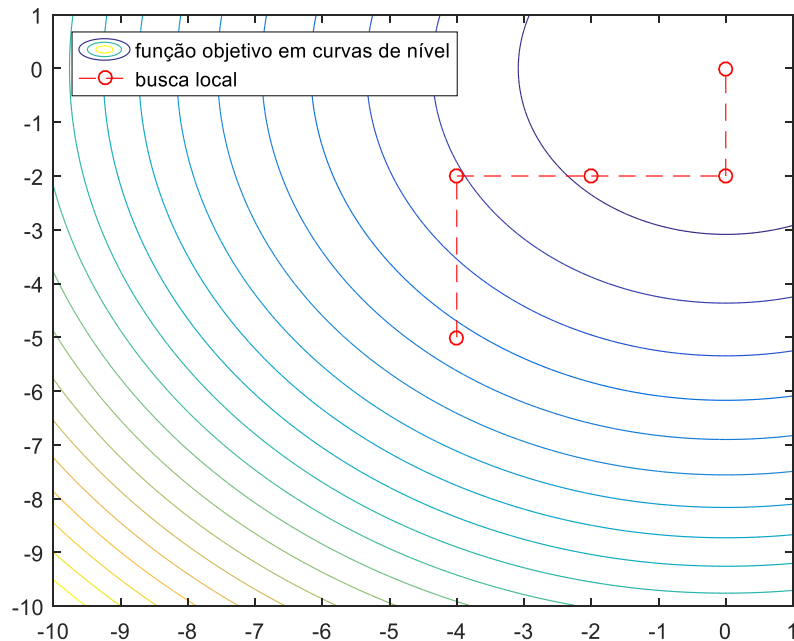


Figura 2: Exemplo de busca local bidimensional (minimização). Fonte: próprio autor.

Em ambas as Figuras 1 e 2, parte-se de um ponto inicial e ao longo da busca aproxima-se do mínimo da função. A etapa de busca é a etapa característica de cada método de otimização, detalhados mais à frente. Cada busca irá procurar por uma solução melhor que a atual pela vizinhança. Esse é o nome dado ao conjunto de soluções que podem ser alcançados com uma simples alteração (SAMORA et al., 2016). Esse procedimento se repete até o critério de parada, que pode ser tempo, número de repetições ou algum critério mais específico determinado pelo usuário, incluindo convergência.

Resumindo as informações acima, para um caso geral de otimização, é possível adotar um método geral conforme o fluxograma apresentado na Figura 3.

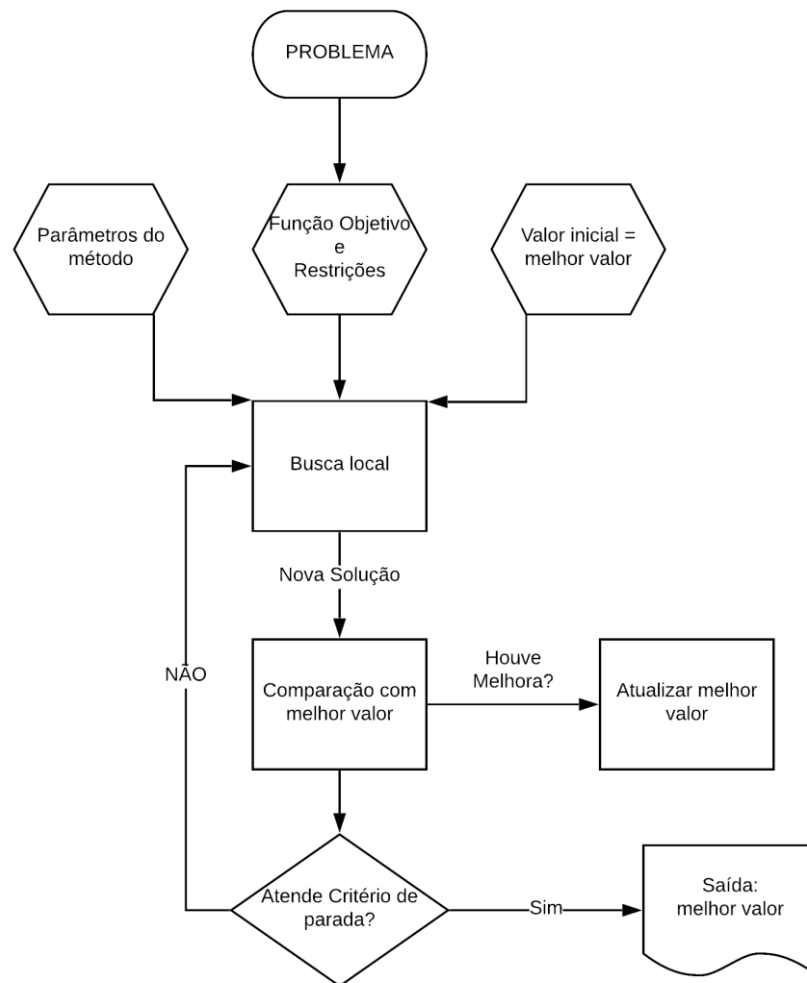


Figura 3: Fluxograma genérico de otimização. Fonte: próprio autor.

Diferentes métodos podem ser utilizados para otimização de um problema. A seguir, são apresentados alguns entre os métodos mais comuns utilizados na área de otimização.

3.1.1 Métodos heurísticos

São métodos que geralmente não envolvem conceitos de cálculo avançado, levando a duas características primordiais. A primeira seria a velocidade de execução, qualidade justificada pela ausência de cálculos complicados, se tornando a vantagem mais importante. A segunda seria a necessidade, muitas vezes, de adaptação do método para cada situação, já que não se fundamenta no cálculo avançado, o que torna difícil a garantia de sucesso do método e do alcance do

mínimo global. São largamente utilizadas em problemas com variáveis discretas, mas também possuem adaptações para tratar problemas com variáveis contínuas.

3.1.1.1 Métodos clássicos

Quando se estudam os métodos heurísticos, percebe-se a dominância do termo meta-heurística. Esse termo designa um algoritmo baseado em uma estrutura ou combinações de conceitos que formam uma estrutura (SORENSEN, SEVAUX e GLOVER, 2017). Simplificando, as meta-heurísticas são métodos heurísticos que envolvem mais de um aspecto na sua estrutura. As meta-heurísticas levam em consideração um método de geração de solução inicial, método de busca e método de geração de vizinhança próprios ou já existentes.

As meta-heurísticas mais comuns encontradas na literatura são:

- *Simulated Annealing* (SA)

Procura simular o processo de recozimento de metais, no qual a temperatura começa alta e gradualmente diminui até atingir um estado de energia mínima (LYDDEN e HAQUE, 2016). No SA, os indivíduos da vizinhança são gerados e os valores atuais são atualizados com base em uma probabilidade decrescente relacionada à temperatura (SUDIBYO et al., 2015). Em casos de melhoria na função objetivo, há atualização imediata. A taxa de resfriamento e os valores inicial e final são escolhidos pelo usuário a seu próprio critério. O algoritmo começa com um valor T de alta temperatura, em que cada iteração é reduzida por uma taxa de resfriamento.

Para cada iteração, a solução atual é atualizada com base em um termo de probabilidade. Se a nova solução for melhor que a anterior, a atualização é imediata. Caso contrário, a probabilidade de atualização (em caso de minimização):

$$e^{-(f(y)-f(x))/T} \quad (3.2)$$

$f(x)$ e $f(y)$ representam o valor da função objetivo atual e do vizinho comparado, respectivamente. Ao longo das iterações, a temperatura T tende a cair e a reduzir com o termo de probabilidade. Assim, um valor aleatório de

0 a 1 menor que o termo em questão tende a se tornar menos frequente, reduzindo a frequência de aceitação de uma solução pior.

O fator de resfriamento pode assumir várias formas. A temperatura começa em T_i e para cada iteração, a nova temperatura T é um produto do fator de resfriamento pelo T anterior. O critério de parada normalmente utilizado é a temperatura atingindo T_c . O Algoritmo 1 apresenta o pseudocódigo simplificado para as etapas descritas acima, adaptado de Vincent e Lin (2015).

Algoritmo 1: Procedimento SA (T_i , T_c , $MaxIterações$, $taxa_de_resfriamento$, $Solução_inicial$)

```

1:  Melhor_custo ← Custo(Solução_inicial)
2:  Iterações ← 1
3:  Melhor_solução ← Solução_inicial
4:   $T \leftarrow T_i$ 
5:  Solução_atual ← Solução_inicial
6:  Enquanto  $T > T_c$  faça
7:      Enquanto Iterações < MaxIterações faça
8:          Solução_nova ← BuscaLocal(Solução_atual)
9:          Se Custo(Solução_nova) < Custo(Solução_atual) então
10:             Solução_atual ← Solução_nova
11:             Se Custo(Solução_nova) < Custo(Melhor_solução) então
12:                 Melhor_custo ← Custo(Solução_nova)
13:                 Melhor_solução ← Solução_nova
14:             Fim Se
15:         Senão
16:              $p \leftarrow \text{random}(0,1)$ 
17:              $\text{delta} \leftarrow \text{Custo}(\text{Solução\_nova}) - \text{Cost}(\text{Solução\_atual})$ 
18:              $P\_fator \leftarrow \exp(-\text{delta}/T)$ 
19:             Se  $p < P\_fator$  então
20:                 Solução_atual ← Solução_nova
21:             Fim Se
22:         Fim Se
23:         Iterações ← Iterações + 1
24:     Fim Enquanto
25:      $T \leftarrow \text{taxa\_de\_resfriamento}(T)$ 
26:     Iterações ← 1
27: Fim Enquanto
28: Retornar Melhor_solução
29: Retornar Melhor_custo

```

- GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*)

O GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) é um algoritmo *multi-start* que pode ser dividido em duas fases: construção e refinamento. Na primeira, uma solução começa a ser construída de forma gulosa e aleatória, gerando soluções candidatas para a solução ótima. Na segunda, ocorre o procedimento de busca local, no qual a solução é refinada (NETO et al., 2017). Todo o processo é repetido até o critério de parada. As múltiplas soluções iniciais são escolhidas de forma que ao fim da busca local elas possam chegar a diferentes mínimos locais, ampliando o espaço de busca (PALMIERI et al., 2016).

A forma como as soluções iniciais são geradas é um aspecto escolhido pelo usuário de acordo com a natureza do problema. É possível gerar uma lista de candidatos restritos (*RCL*) seguindo os critérios de gulosidade e aleatoriedade e usá-los no algoritmo.

O critério básico para a atualização da solução é a melhoria da função objetivo e, como critério de parada, o número de soluções candidatas.

Os passos descritos estão representados no Algoritmo 2, adaptado de Palmieri et al. (2016).

Algoritmo 2: Procedimento GRASP (*MaxIter*, *RCLsize*, *n_soluções*)

```

1:  Melhor_custo ← infinito
2:  n ← 1
3:  Melhor_solução ← { }
4:  Enquanto n < n_soluções faça
5:    RCL ← GerarRCL(RCLsize)
6:    Solução ← Melhor(RCL)
7:    Iterações ← 1
8:    Enquanto Iterações < MaxIter faça
9:      Solução_nova ← BuscaLocal(Solução)
10:     Se Custo(Solução_nova) < Melhor_custo então
11:       Melhor_custo ← Custo(Solução_nova)
12:       Melhor_solução ← Solução_nova
13:     Fim se
14:     Solução ← Solução_nova
15:     Iterações ← Iterações + 1
16:   Fim Enquanto
17:   Iterações ← 1
18:   n ← n + 1
19: Fim Enquanto
20: Retornar Melhor_solução
21: Retornar Melhor_custo

```

É importante ressaltar que os algoritmos apresentados consideram como busca local apenas um passo na vizinhança. Ou seja, no GRASP há um *loop* interno que rege a quantidade de buscas realizadas, enquanto há um *loop* externo baseado no número de soluções iniciais utilizadas.

3.1.1.2 Outras meta-heurísticas

Além dos métodos já apresentados, existe uma classe de métodos que buscam imitar o comportamento de espécies e que ainda são amplamente utilizados. Os mais comuns são:

- Colônia de formigas
- Enxame de partículas
- Algoritmo Genético

Apesar de serem as referências mais comuns e clássicas, não se limitam apenas a esses. Existem muitos algoritmos que são introduzidos no meio científico a todo momento. Mais recentemente, encontra-se a otimização baseada no movimento das baleias (MIRJALILI e LEWIS, 2016), busca vórtex multi-objetivo (ÖZKIŞ e BABALIK, 2017), esquadrão de drones (DE MELO, 2017), troca de calor (KAVEH e DADRAS, 2017) e algoritmo baseado no comportamento humano (AHMADI, 2017).

3.1.2 Métodos matemáticos ou exatos

Os métodos matemáticos são fundamentados em conceitos de cálculo avançado levando a características opostas aos métodos heurísticos. Seu tempo de processamento é geralmente maior, pois traz consigo a carga dos cálculos mais complexos. Mas, por possuírem esse fundamento matemático, é possível, em alguns casos, comprovar o mínimo global.

São mais utilizados para problemas contínuos, já que os problemas discretos dificultam cálculos de derivadas de alguns métodos.

Alguns dos métodos mais conhecidos são:

- Método do gradiente

Utiliza o gradiente da função como vetor de direção (positivo para maximização e oposto para minimização) para otimização. Geralmente utiliza-se um multiplicador para ajuste do tamanho do passo (LIU et al., 2017). A forma mais básica de atualização do valor (vetor) de solução ótima (x_k) é apresentada abaixo:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha \nabla f(x_k) \quad (3.3)$$

Em que ∇f representa o gradiente da função objetivo e α representa o multiplicador. Apesar de sua simplicidade, esse método frequentemente fica preso em mínimos locais. Existem variações e combinações para escapar dos mínimos locais, como gradiente com passo variável, gradiente acelerado e gradiente com momentos (BOTTOU, CURTIS e NOCEDAL, 2017)

- Quasi-Newton

Consiste em utilizar, além da derivada de primeira ordem, um termo relativo à derivada de segunda ordem. Esse termo H traz de forma aproximada o termo de segunda ordem da função (ZHU, BRIDSON e KAUFMAN, 2017).

$$x_{k+1} = x_k + \alpha H_k \nabla f(x_k); \quad (3.4)$$

Por considerar um termo de segunda ordem, possui convergência melhor que o método do gradiente, que se baseia em cálculos de primeira ordem. Também possui variações, como D-BFGS quasi-newton (EISEN, MOKHTARI e RIBEIRO, 2017), L-BFGS quasi-newton (NAJAFABADI et al., 2017) e BC quasi-newton (ZHU, BRIDSON e KAUFMAN, 2017).

3.1.3 Métodos híbridos

A hibridização consiste em misturar diferentes tipos de métodos. Essa miscigenação pode ser entre heurísticos, entre matemáticos ou ambos (math-heurísticos). Esses tipos de métodos trazem muitas combinações possíveis, dependendo apenas da

criatividade e curiosidade do usuário. Encontram-se algumas combinações na literatura:

- Algoritmo genético e enxame de partículas (AWASTHI et al., 2017)
- Enxame de partículas e evolução diferencial (MA, FANG e LIU, 2017)
- Abordagem binária sucessiva e enxame civilizado (ANAND, NARANG e DHILLON, 2018)
- Evolução diferencial e BFGS quasi-Newton (INCLAN, GEOHEGAN e YOON, 2018)

Apesar disso, não existem regras na criação de um método híbrido, se valendo muito da criatividade e curiosidade.

3.2 Trocadores de calor

São equipamentos com o propósito de transferir energia entre dois ou mais meios. A Figura 4 apresenta um exemplo ilustrativo de um trocador de calor. Podem possuir vários formatos diferentes. Dentre eles, citam-se os trocadores de tubos concêntricos (PERUMAL et al., 2017), casco e tubo (MILCHEVA, HEBERLE e BRÜGGEMANN, 2017), helicoidais (LIU et al., 2018), compactos (SHAH e LONDON, 2014) e baseados na natureza (HUANG, HWANG e RADERMACHER, 2017). Seus muitos formatos diferentes vêm da busca pelo formato mais eficiente. Mas, isso sempre será um desafio para os engenheiros devido aos estudos necessários de efetividade, troca de calor, utilidade a longo prazo e queda de pressão (OMIDI, FARHADI e JAFARI, 2017).

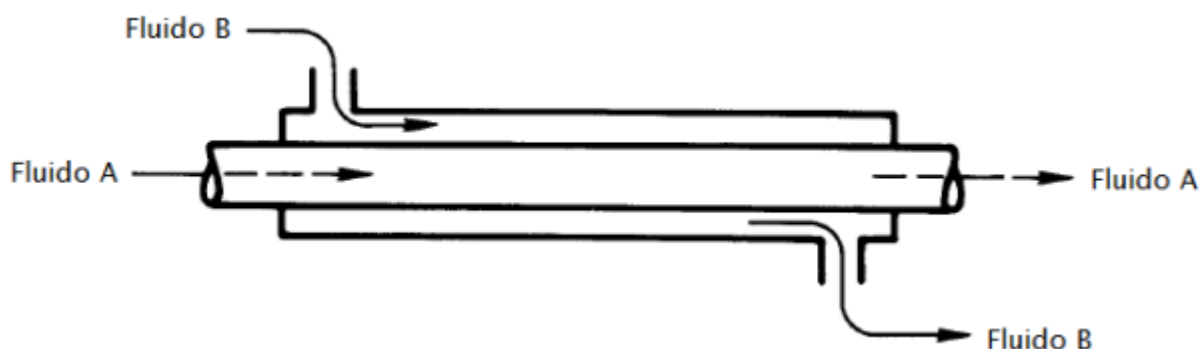


Figura 4: Exemplo de um trocador de calor. Fonte: Sá (2016).

Sua aplicação é ampla no ramo da engenharia, como em processos industriais, recuperação de energia, reatores nucleares e usinas energéticas (ELMAATY, KABEEL e MAHGOUB, 2017). Eles precisam possuir alta taxa de troca de calor enquanto minimizam a expansão térmica, o que acarreta no uso de modelos normalmente de metais, havendo também versões feitas de polímeros (HUSSAIN et al., 2017).

Voltando os olhos à recuperação de energia, a demanda de energia tende a crescer com o decorrer dos anos, sendo necessária a aplicação de técnicas de gerenciamento e reaproveitamento de energia (KAUSHAL, 2017). Nesse intuito o trocador de calor é um ótimo meio de reincorporar a energia de volta aos processos. Neste trabalho, são considerados trocadores contracorrente, que possuem um perfil de temperatura como o apresentado na Figura 5.

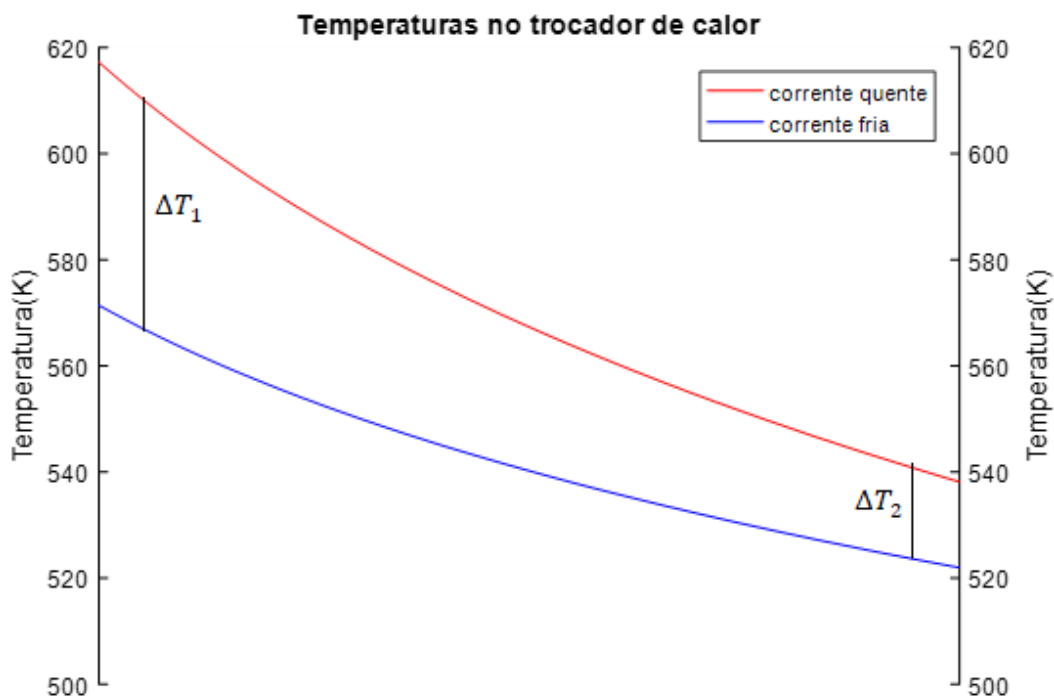


Figura 5: Perfil de temperatura no trocador. Fonte: próprio autor.

Como o trocador é contracorrente, a corrente quente flui para a direita e a corrente fria para a esquerda. Com esse *design* em mente, existem duas equações principais quando se trabalha com trocadores de calor:

- Equação do balanço de energia

$$\dot{Q} = \dot{m} \cdot c_p \cdot \Delta T = F_{cp} \cdot \Delta T \quad (3.5)$$

- Equação global de troca

$$\dot{Q} = UA\Delta T_m \quad (3.6)$$

Em que Q é a taxa de troca em kW, U é a constante global de troca em kW/(m².K), A é área efetiva de troca em m², F_{cp} é o produto da vazão mássica m em kg/s e o calor específico c_p em kJ/(kg.K). ΔT é a diferença de temperatura em K (Kelvin) para mesma corrente e ΔT_m é a diferença média de temperatura entre as correntes ao longo do trocador.

Pela diferença de temperatura entre as correntes não ser facilmente medida, é possível deduzir por meio de cálculo diferencial a Média Logarítmica da Diferença de Temperatura (MLDT), que age como substituta.

$$\Delta T_m = MLDT = \frac{\Delta T_2 - \Delta T_1}{\ln\left(\frac{\Delta T_2}{\Delta T_1}\right)} \quad (3.7)$$

ΔT_1 é a diferença das temperaturas em uma extremidade do trocador e ΔT_2 é a diferença na outra extremidade. Pela existência de logaritmo, problemas de linearidade ou continuidade podem surgir ao longo dos processos de otimização. Portanto existe uma aproximação para a MLDT:

$$MLDT \cong \left(\frac{\Delta T_1 \Delta T_2 (\Delta T_1 + \Delta T_2)}{2} \right)^{\frac{1}{3}} \quad (3.8)$$

As Figuras 6 e 7 mostram o erro relativo dessa aproximação baseado nas diferenças de temperaturas ΔT_2 e ΔT_1 . A Figura 6 apresenta o erro por um gráfico de duas dimensões tendo a razão $\Delta T_2/\Delta T_1$ como abscissa. Por outro lado, a Figura 7 apresenta o erro relativo em forma de superfície com ΔT_2 e ΔT_1 em eixos distintos.

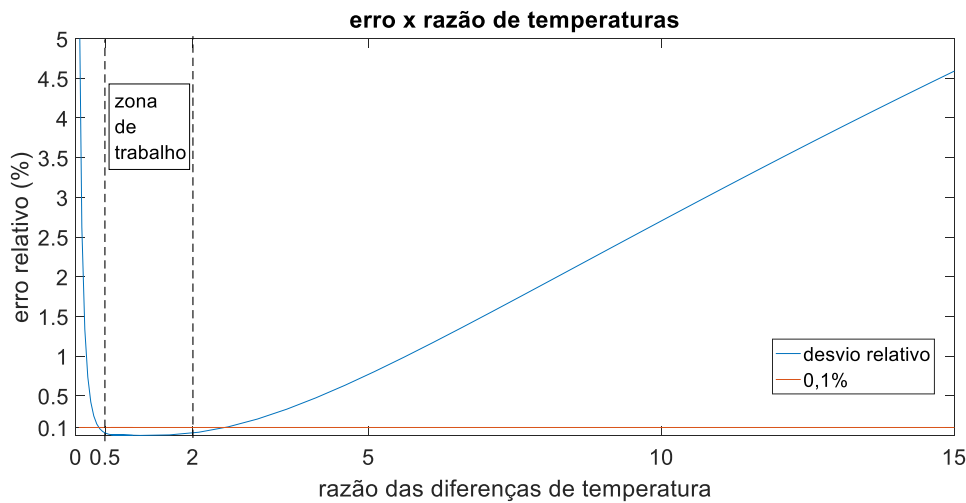


Figura 6: Erro em função da razão das diferenças da temperatura. Fonte: próprio autor.

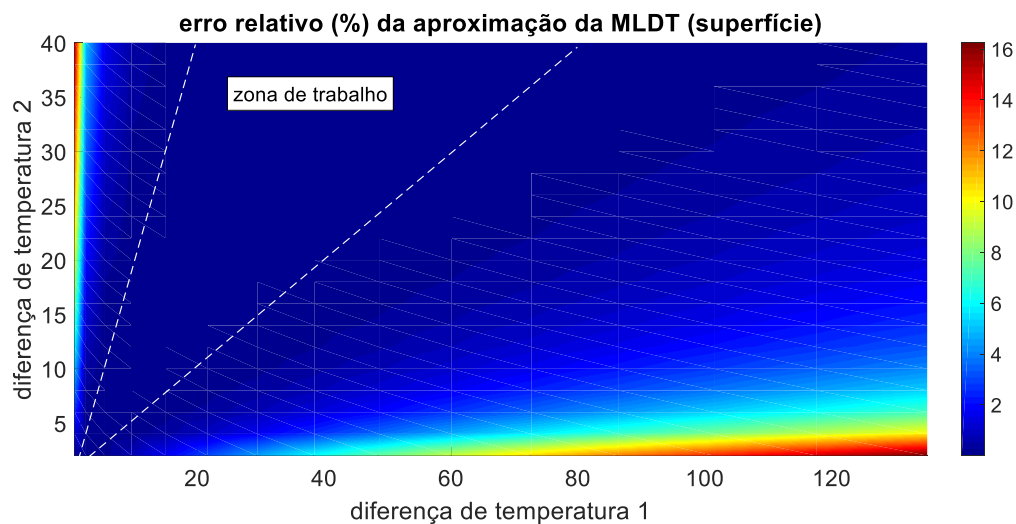


Figura 7: Erro em função das diferenças de temperatura. Fonte: próprio autor.

Nota-se que a razão deve ser acima de 2 ou abaixo de 0,5 para que o erro comece a crescer e se torne significativo. Isso significa que erros altos ocorrem quando as diferenças de temperatura nas extremidades do trocador são muito discrepantes, o que não ocorre para o caso em estudo, pois para essa situação ocorrer, uma das extremidades deve possuir uma diferença de temperatura muito pequena, o que implica em um trocador muito extenso, inviável financeiramente. Logo, tratando de otimização, o menor custo deve ser visado, obtendo trocadores menores.

Em ambas as figuras há uma zona ideal de trabalho demarcada com um erro baixo compreendido entre as razões 0,5 e 2.

3.2.1 Rede de trocadores de calor

Possui o mesmo objetivo dos trocadores de calor, entretanto, trabalha com um conjunto de trocadores com as correntes entrelaçadas conforme apresentado na Figura 8. Mais especificamente, possui o objetivo de realizar aquecimento e resfriamento por meio da integração energética das correntes, reduzindo o uso de utilidades (DA SILVA, JUNIOR e RAVAGNANI, 2014). A rede é vastamente aplicada em sistema que utilizam troca de calor, como sistema de ventilação e ar condicionado (MCQUISTON, PARKER e SPITLER, 2005), indústria petroquímica (BRODOWICZ e MARKOWSKI, 2003) e sistema de gerenciamento térmico (SETLUR et al., 2005).

A ideia da rede é trazer muito mais troca de calor com menor custo. Para isso, são realizadas várias trocas possíveis entre as correntes, totalizando um estágio. Isso pode ser repetido várias vezes, aumentando o número de estágios e combinações possíveis. Ao final do último estágio, existe troca de calor com utilidades (água fria e vapor) para que a temperatura final seja alcançada, o que geralmente é um processo de alto custo. Na Figura 8 estão representadas todas as possibilidades de troca em cada estágio k .

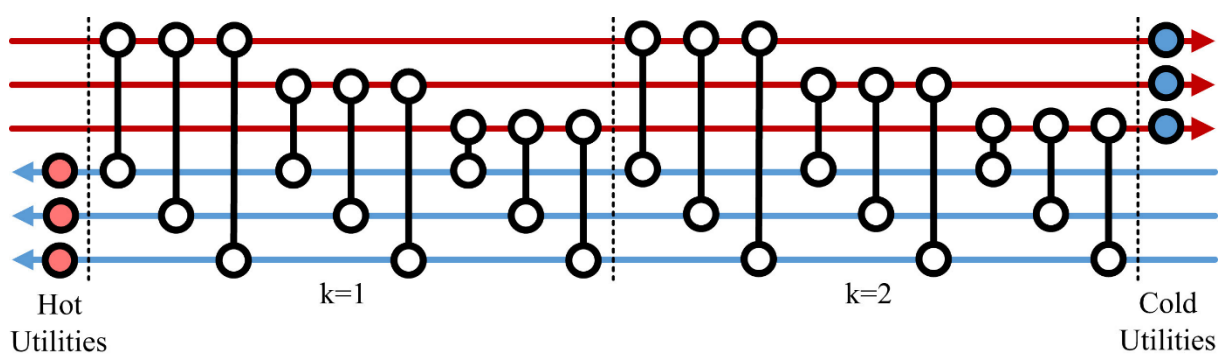


Figura 8: Exemplo de rede de trocadores para 3 correntes quentes e frias (trocadas em série) sem mistura entre estágios. Fonte: Pavão et al (2018).

Pela Figura 8, percebe-se que todas as combinações possíveis entre as correntes quentes e as frias ocorrem uma vez por estágio. Existem, portanto, muitas combinações possíveis de trocas de calor, mas as otimizações, usualmente, levam a soluções nas quais não é comum utilizar todos os trocadores possíveis. Isso ocorre provavelmente pelo custo fixo que existe para cada trocador. Os custos da rede abrangem custos fixos baseados na utilização dos trocadores de calor e custos que

dependem da taxa de troca e área. Utilizar muitos trocadores leva os custos fixos a se tornarem maiores, distanciando a rede de um custo ótimo.

A rede apresenta-se como uma alternativa de economia de energia que reflete no capital da indústria, um fator-chave no ramo industrial.

Ao passar pela otimização, uma rede de baixo custo será encontrada, sendo o custo diretamente relacionado com a área de troca. Portanto, a rede ideal trocará calor com a menor área possível. Rearranjando a equação (3.6) e aplicando a equação (3.7), pode-se calcular a área de troca em função dos outros termos conhecidos, conforme a equação abaixo.

$$A = \frac{Q}{U \left(\frac{\Delta T_1 \Delta T_2 (\Delta T_1 + \Delta T_2)}{2} \right)^{\frac{1}{3}}} \quad (3.9)$$

4 REVISÃO DE LITERATURA

Este capítulo apresenta uma breve revisão de literatura sobre alguns trabalhos correlatos na área de otimização e trocadores de calor.

4.1 Otimização e engenharia

No mundo da engenharia, os problemas são representados de forma complexa e demandam muitos cálculos, justificando sua miscigenação com a programação. Na literatura atual, encontram-se problemas de diversas magnitudes e de diferentes tipos, como na área de energia renovável (ZADEH et al., 2015), otimização de redes sem fio (BASILIO, 2015), distribuição de água (BI, DANDY e MAIER, 2015), roteamento de veículos (MONTROYA-TORRES et al., 2015; LALLA-RUIZ et al., 2016) e transporte de gás (CHEBOUBA et al., 2009; DEMISSIE, ZHU e BELACHEW, 2017). Atualmente, a otimização é muito estudada para vários tipos de problemas, mas ela não é um assunto recente. Mesmo que a tecnologia influencie no avanço das técnicas de otimização, os estudos nessa área são bem antigos (LAWLER E BELL, 1966; POWELL, 1970).

Filtrando para os problemas da engenharia química, encontram-se trabalhos de otimização para redes de trocadores de calor (PAVÃO et al., 2018), adsorção (ROY, SENGUPTA e DAS, 2017), evaporação em múltiplos efeitos (DIEL et al., 2016), e outros.

A otimização é vista como um método seguro de estudo sobre processos, uma vez que é inviável financeiramente testar todas as inúmeras possibilidades de mudanças na prática.

4.2 Trocador e redes de trocadores de calor

Quando se reduz o escopo para trocadores de calor, trabalhos desde antes da década de 60 (LAMBERTSON, 1957) descrevem estudos sobre esses equipamentos. Em geral, os trabalhos buscavam melhorar a eficiência do trocador de calor estudando aspectos como o tubo, o fluxo de fluido ou a transferência interna de calor (BAHNKE e HOWARD, 1964; PENSOTTI, 1969). Esses trabalhos

buscavam modificar o material dos tubos ou entender o fluxo de calor no interior dos fluidos presentes. Desde essa época, existem trabalhos que começaram a focar no *design* dos trocadores de calor (BEJAN, 1977; WEBB e ECKERT, 1972).

Nesse contexto, a rede de trocadores de calor começou a emergir com trabalhos buscando sua síntese e otimização (PHO e LAPIDUS, 1973; GROSSMANN, 1976).

Ao fim da década de 80, muitos trabalhos começaram a visar o *design* e otimização da rede por uma função de custo (GUNDEPSEN e NAEISS, 1988; LINNHOFF e AHMAD, 1990; AHMAD, LINNHOFF e SMITH, 1990). A rede utiliza valores de entrada e saída de temperatura para seu projeto. Sendo assim, ela pode ser adequada a casos reais desde que haja o fornecimento dos dados. Logo, a utilização da função de custo tornou sua aplicação mais efetiva.

Yee e Grossman (1990) propuseram um modelo de superestrutura que contém variáveis binárias e contínuas. O modelo propõe a possibilidade de mistura entre todas as correntes. A partir desse ponto, os trabalhos começaram a adotar esse modelo como base pela sua eficiência na otimização devido às variáveis binárias. As variáveis contínuas podem levar a otimização a valores próximos de zero, acarretando em trocadores muito pequenos, o que seria incoerente. As variáveis binárias, quando nulas, cessam a existência desses trocadores, fazendo os valores convergirem para uma taxa nula de troca, evitando o problema mencionado. Lin e Miller (2004) usaram esse modelo e obtiveram uma solução para o caso de duas correntes quentes, duas correntes frias, dois estágios e sem mistura entre estágios, utilizando o algoritmo de otimização Busca Tabu. A Figura 9 apresenta a melhor solução encontrada por Lin e Miller (2004).

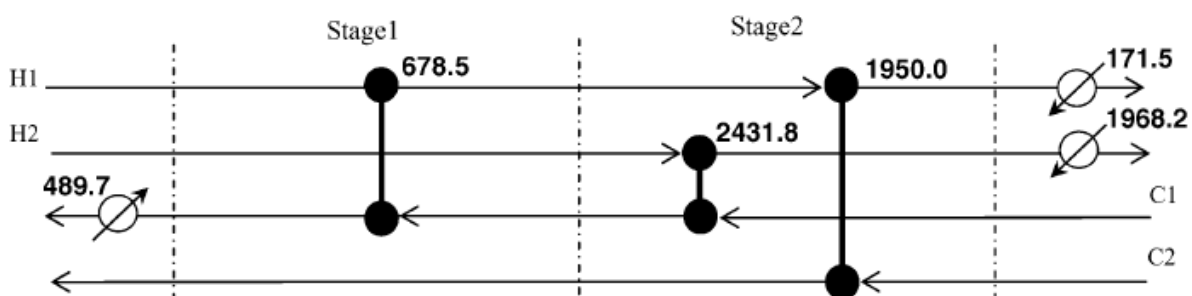


Figura 9: Solução encontrada por Lin e Miller. Fonte: Lin e Miller (2004).

Em outros trabalhos, a síntese da rede de troca de calor é comumente resolvida usando o algoritmo *Simulated Annealing* (PENG e CUI, 2015; XIANGKUN et al., 2008; AHMAD et al., 2012), mas também é possível encontrar o Método do Enxame

de Partículas (PAVÃO, COSTA e RAVAGNANI, 2017). Mesmo sendo trabalhada com diferentes métodos, esses se concentram na área heurística, visto que nesse modelo de superestrutura há uma grande quantidade de variáveis binárias e contínuas (apresentadas mais adiante).

O GRASP ainda não foi aplicado a este tipo de problema. Já o *Simulated Annealing* foi utilizado, porém para tratar modelos diferentes do modelo considerado neste trabalho. Em geral, os modelos diferem no cálculo do custo do trocador de calor envolvendo a área. Da Silva, Junior e Ravagnani (2014) e Peng e Cui (2015) utilizam uma fórmula empírica enquanto Lin e Miller (2004) utilizam uma das equações do trocador de calor como base. Além disso, os modelos começaram a trazer mais possibilidades ao permitir a divisão (equivalente ou não) e mistura entre as correntes semelhantes antes de cada estágio. Essas características já foram aplicadas por Da Silva, Junior e Ravagnani (2014).

Em todos os casos, o custo da rede depende da área de troca necessária para o processo e essa última depende da diferença de temperatura média. Como já foi apresentado, a MLDT, assim como suas aproximações, é utilizada em substituição da temperatura média. Nesse momento, alguns trabalhos começam a divergir em relação do uso da MLDT e sua aproximação. Isafiade (2015) e Pavão, Costa e Ravagnani (2017) utilizaram as aproximações no lugar da MLDT, assim como outros trabalhos mais antigos (YERRAMSETTY e MURTY, 2008; AALTOLA, 2002). Em contrapartida, Peng e Cui (2015) utilizam a MLDT, assim como Da Silva, Junior e Ravagnani (2014) e Pavão et al. (2018). A utilização da aproximação usualmente é justificada pelos problemas matemáticos trazidos pelo logaritmo, devido seu valor não definido na abscissa nula.

Como este assunto ainda não foi esgotado, ainda há espaço para mais pesquisas na área de rede de trocadores, sempre buscando métodos mais eficazes ou *designs* diferentes. A falta de trabalhos utilizando o GRASP e a não utilização do SA para o modelo apresentado por de Lin e Miller (2004) são possibilidades a serem exploradas, assim como uma análise da aplicação de fracionamento de correntes e mistura entre estágios.

5 METODOLOGIA

O problema a ser otimizado é a síntese da rede de trocadores de calor (em inglês, HEN: *Heat Exchanger Network*). Para isso, o modelo proposto por Yee e Grossman (1990) foi utilizado como base, devido sua implementação de variáveis binárias, trazendo as vantagens já explicadas no capítulo anterior.

5.1 Modelo utilizado

O modelo consiste em uma representação do sistema usando variáveis contínuas e binárias. Existem *HP* correntes quentes, *CP* correntes frias e *SI* estágios, e uma aproximação é utilizada para a diferença de temperatura média logarítmica. As utilidades quente (*HU*) e fria (*CU*) são utilizadas para garantir os balanços globais, uma vez que os valores de entrada e saída das temperaturas das correntes são conhecidos.

- Custo da área de troca;

$$\begin{aligned}
 & \sum_{i \in HP} \sum_{j \in CP} \sum_{k \in SI} \frac{C_{ij} Q_{ijk}}{U_{ij} \left(\frac{\Delta T_{ijk} \Delta T_{ijk+1} (\Delta T_{ijk} + \Delta T_{ijk+1})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}} \\
 & + \sum_{i \in HP} \frac{C_{i,CU} Q_{CU,i}}{U_{CU,i} \left(\frac{\Delta T_{CU,i} (T_{out,i} - T_{in,CU}) (\Delta T_{CU,i} + T_{out,i} - T_{in,CU})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}} \\
 & + \sum_{j \in CP} \frac{C_{j,HU} Q_{HU,j}}{U_{HU,j} \left(\frac{\Delta T_{HU,j} (T_{in,HU} - T_{out,j}) (\Delta T_{HU,j} + T_{in,HU} - T_{out,j})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}}
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

- Custo fixo por trocador:

$$\sum_{i \in HP} \sum_{j \in CP} \sum_{k \in SI} C_{Fij} Z_{ijk} + \sum_{i \in HP} C_{F_{i,CU}} Z_{CU,i} + \sum_{j \in CP} C_{F_{j,HU}} Z_{HU,j} \tag{5.2}$$

- Custo fixo de utilidades:

$$\sum_{i \in HP} C_{CU} Q_{CU,i} + \sum_{j \in CP} C_{HU} Q_{HU,j} \quad (5.3)$$

A função objetivo consiste em minimizar a soma de todas essas componentes, obtendo o custo total anual da rede:

$$\begin{aligned} \min_{Q,z} & \sum_{i \in HP} C_{CU} Q_{CU,i} + \sum_{j \in CP} C_{HU} Q_{HU,j} + \sum_{i \in HP} \sum_{j \in CP} \sum_{k \in SI} C_{Fij} z_{ijk} \\ & + \sum_{i \in HP} C_{F_{i,CU}} z_{CU,i} + \\ & + \sum_{j \in CP} C_{F_{j,HU}} z_{HU,j} + \sum_{i \in HP} \sum_{j \in CP} \sum_{k \in SI} \frac{C_{ij} Q_{ijk}}{U_{ij} \left(\frac{\Delta T_{ijk} \Delta T_{ijk+1} (\Delta T_{ijk} + \Delta T_{ijk+1})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}} \\ & + \sum_{i \in HP} \frac{C_{i,CU} Q_{CU,i}}{U_{CU,i} \left(\frac{\Delta T_{CU,i} (T_{out,i} - T_{in,CU}) (\Delta T_{CU,i} + T_{out,i} - T_{in,CU})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}} \\ & + \sum_{j \in CP} \frac{C_{j,HU} Q_{HU,j}}{U_{HU,j} \left(\frac{\Delta T_{HU,j} (T_{in,HU} - T_{out,j}) (\Delta T_{HU,j} + T_{in,HU} - T_{out,j})}{2} \right)^{\frac{1}{3}}} \end{aligned} \quad (5.4)$$

Sujeito aos balanços de energia:

$$\sum_{k \in SI} \sum_{j \in CP} Q_{ijk} + Q_{CU,i} = (T_{in,i} - T_{out,i}) Fcp_i \quad \forall i \in HP \quad (5.5)$$

$$\sum_{k \in SI} \sum_{i \in HP} Q_{ijk} + Q_{HU,i} = (T_{out,j} - T_{in,j}) Fcp_j \quad \forall j \in CP \quad (5.6)$$

$$\sum_{j \in CP} Q_{ijk} = (T_{i,k} - T_{i,k+1}) Fcp_i \quad \forall i \in HP \quad \forall k \in SI \quad (5.7)$$

$$\sum_{i \in HP} Q_{ijk} = (T_{j,k} - T_{j,k+1}) Fcp_j \quad \forall j \in CP \quad \forall k \in SI \quad (5.8)$$

Restrição:

$$\Delta T_d > 0 \quad \forall d \in \{ijk; ijk + 1; CU, i; HU, j\} \quad (5.9)$$

Em que:

- C_{CU} , C_{HU} , CF_{ij} , $CF_{i,CU}$, $CF_{j,HU}$, C_{ij} , $C_{i,CU}$ e $C_{j,HU}$ são constantes de custo;
- Fcp_i e Fcp_j são o produto da vazão mássica pelo calor específico das correntes quentes i e das correntes frias j ;
- U_{ij} , $U_{CU,i}$ e $U_{HU,j}$ são coeficientes de troca térmica;
- z é a variável binária que vale 1 para a existência do trocador e 0 para o oposto;
- Q é a variável que representa a troca de calor do trocador;
- z_{ijk} e Q_{ijk} são referentes ao trocador da corrente i com a corrente j no estágio k ;
- Com analogia similar, $z_{CU,i}$ representa o trocador da corrente i com a utilidade fria;
- Os demais valores de z e Q seguem a mesma analogia;
- Os valores de $T_{i,k}$ são as temperaturas da corrente i ao entrar no estágio k ;
- Os valores de $T_{j,k}$, $T_{i,k+1}$ e $T_{j,k+1}$ seguem a mesma analogia de sub-índices em $T_{i,k}$;
- ΔT representa a diferença de temperaturas no trocador, podendo ser a diferença entre a entrada quente e saída fria (índices ijk ou CU, i), entrada fria e saída quente (índices $ijk+1$ ou HU, j).

Os índices “ CU, i ” e “ HU, j ” são específicos para os trocadores de calor com utilidades, enquanto os índices ijk ou $ijk + 1$ se referem a trocadores internos da rede. Os valores utilizados neste trabalho para as constantes e as correntes são apresentados nas Tabela 1 e 2.

Tabela 1: Valores das constantes. Fonte: Adaptado de Lin e Miller (2004).

Constantes	Valor	Unidade
C_{CU}	15	US\$/ (kW.ano)
C_{HU}	80	US\$/ (kW.ano)
CF_{ij}	5500	US\$/ano
$CF_{i,CU}$	5500	US\$/ano
$CF_{j,HU}$	5500	US\$/ano
C_{ij}	150	US\$/ano
$C_{i,CU}$	150	US\$/ano
$C_{j,HU}$	150	US\$/ano
U_{ij}	0,5	kW/(m ² .K)
$U_{CU,i}$	0,5	kW/(m ² .K)
$U_{HU,j}$	0,8333	kW/(m ² .K)

Tabela 2: Dados das correntes. Fonte: Adaptado de Lin e Miller (2004).

Temperaturas	$T_{in}(K)$	$T_{out}(K)$	$F_{cp}(kW/K)$
Quente 1 ($i=1$)	650	370	10
Quente 2 ($i=2$)	590	370	20
Frio 1 ($j=1$)	410	650	15
Frio 2 ($j=2$)	350	500	13
Vapor (HU)	680	680	-
Água (CU)	300	320	-

Para o cálculo da função objetivo, uma ordem de cálculo é seguida:

- Geração (obtenção) dos valores de Q e z ;
- Cálculo do calor das utilidades (caso existam) pelas equações (5.5) e (5.6);
- Cálculo das temperaturas pelas equações (5.7) e (5.8);
- Cálculo dos valores de ΔT ;
- Verificação e penalização pela restrição (5.9), caso ocorra;
- Cálculo da função objetivo.

A penalização consiste em acrescentar um valor elevado (10^7) à função objetivo, afastando a solução de um valor inviável.

Esse modelo foi usado com os dados de Lin e Miller (2004) como um problema inicial (caso 1), já que uma solução para esse problema é conhecida. Dessa forma, é possível avaliar a eficiência do método para poder aplicá-lo posteriormente em um caso de maior complexidade (caso 2).

- Caso 1

Esse caso não possui divisão de correntes e nem mistura entre estágios. Sendo assim, o problema segue a descrição dada até agora. Os valores Fcp_i e Fcp_j são iguais aos valores $Fcp_{i,w}$ e $Fcp_{j,w}$.

- Caso 2

Nesse caso, como as correntes sofrem uma divisão no início e junção no fim dos estágios, as Equações (5.7) e (5.8) foram substituídas pelas Equações (5.10) e (5.11) para o cálculo das temperaturas no fim do estágio.

$$T_{i,k+1} = \sum_{w \in CP} \varphi_{i,w} T_{i,k} - \frac{Q_{i,wk}}{Fcp_i} \quad \forall i \in HP \quad \forall k \in SI \quad (5.10)$$

$$T_{j,k+1} = \sum_{w \in HP} \varphi_{j,w} T_{j,k} - \frac{Q_{wjk}}{Fcp_j} \quad \forall j \in CP \quad \forall k \in SI \quad (5.11)$$

Em que $\varphi_{j,w}$ representa a fração da corrente j na w -ésima divisão. O mesmo vale para $\varphi_{i,w}$.

Ambas as equações são provenientes do balanço de energia sobre a divisão de correntes, e a temperatura no fim do estágio se torna uma média ponderada das temperaturas de cada divisão, na qual os pesos de ponderação são as vazões.

Essa divisão de correntes e mistura entre estágios, esquematizado na Figura 10, fornece mais possibilidades de troca, já que a divisão das correntes é um valor a ser escolhido/otimizado. Esse modelo foi adotado por Da Silva, Junior e Ravagnani (2014), porém considerando um modelo com uma função objetivo diferente, conforme mencionado no Capítulo 4.

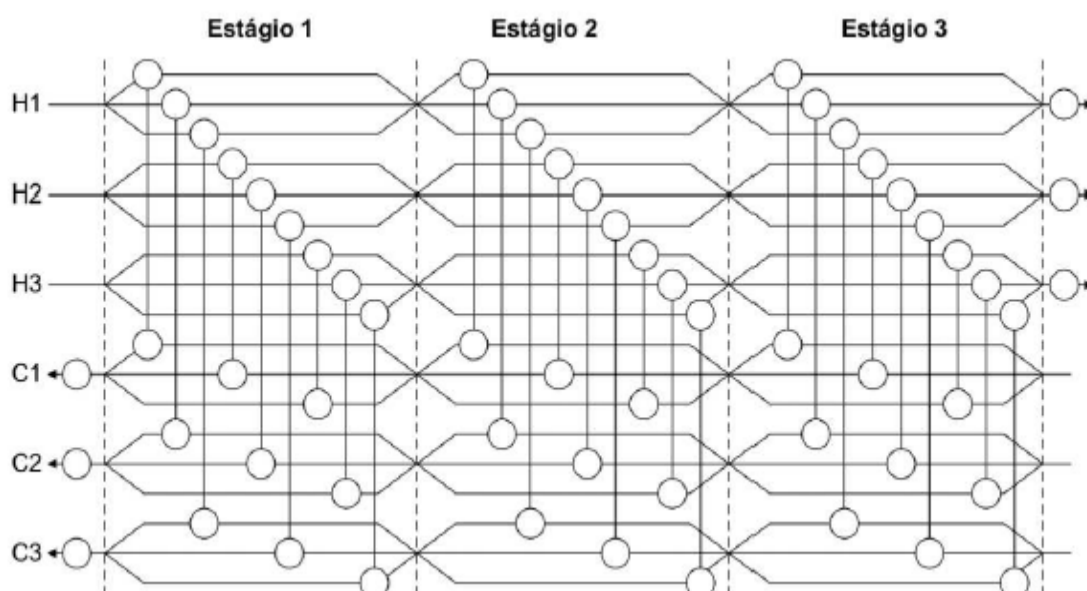


Figura 10: Sistema de trocadores com 3 correntes quentes e frias e mistura entre estágios.
Fonte: Da Silva, Junior e Ravagnani (2014).

5.2 Detalhes do algoritmo e otimização

A otimização foi realizada por meio da implementação do SA e do GRASP utilizando o *software* computacional *Scilab*. Os dados do segundo caso são os mesmos do primeiro caso.

O cálculo do custo da solução segue as etapas apresentadas na Seção 5.1.

- SA

Como na literatura, alguns trabalhos utilizaram o SA, foi proposto para esse trabalho uma forma simples de implementação com taxa de resfriamento constante e com parâmetros diferentes. Os valores da calibração são apresentados no Capítulo 6.

Na etapa de geração do SA, a matriz binária (z) é atribuída com valores aleatórios (1 ou 0) e as matrizes contínuas (Q e φ) com valores aleatórios variando de 0 a Q_{max} e 0 a 1, respectivamente. Ao longo das iterações, o fator de resfriamento foi um escalar.

- GRASP

Na etapa de geração do GRASP, a solução inicial é a melhor candidata do *RLC*. O GRASP utiliza a melhor solução de um grupo aleatório em vez de uma solução aleatória em todo o domínio. O algoritmo escolhe uma porcentagem (número definido pelo tamanho da lista) das variáveis binárias aleatoriamente e atribui 1 àquelas com maior “peso” na função objetivo. O critério básico para a atualização da solução é a melhoria da função objetivo. Como critério de parada, é utilizado o número de soluções iniciais, ou seja, o algoritmo é repetido para cada solução inicial, que por sua vez é submetida a um número de iterações nas quais uma busca local é realizada por iteração. Os valores da calibração do GRASP também são apresentados no Capítulo 6.

Para ambos os algoritmos, a busca local na vizinhança teve uma abordagem semelhante. Como existem variáveis binárias e contínuas, duas etapas foram necessárias.

Variáveis binárias: os vizinhos sofriam uma alteração na matriz z , alterando um elemento para 1 ou 0. Todos os vizinhos possuem essa nova matriz binária (z), diferindo apenas nas matrizes contínua (Q e φ);

Variáveis contínuas: as matrizes foram submetidas à adição de uma matriz de direção V (tridimensional para Q e bidimensional para φ). A matriz direção contém elementos seguindo o padrão:

$$\begin{aligned} V_{ijk} &= \alpha\beta Q_{max} && \text{para } Q \\ V_{iw} &= \alpha\beta && \text{para } \varphi \\ \beta &= 0.95^N \end{aligned} \tag{5.11}$$

α é um valor aleatório de -1 a 1;

β é um valor decrescente (começa em 1 tende a zero 0) para cada iteração (N). Esse valor ajuda a convergir com mais precisão.

Q_{max} representa o valor máximo do calor necessário para uma corrente atender o balanço sem precisar das utilidades. Esse valor ajuda a busca a não apontar uma solução inviável com mais calor do que o necessário.

Esse processo se repete até um número fixo de iterações. A busca local altera um valor binário e encontra as melhores matrizes contínuas (Q e φ) para essa combinação binária. Em seguida, a busca é repetida com outra alteração binária. Essa busca local pode ser entendida como uma vizinhança com a mesma matriz binária e matrizes contínuas diferentes ou, alternativamente, uma vizinhança com matriz binária diferente com as melhores matrizes contínuas. Ambas as interpretações são válidas para fins de compreensão.

O pseudocódigo da busca local é apresentado no Algoritmo 3. Vale lembrar que a variável φ só está presente no caso 2.

Algoritmo 3: Procedimento Busca local (*Solução inicial, MaxIterações*)

```

1:  [z Q  $\varphi$ ]  $\leftarrow$  Solução inicial
2:  z  $\leftarrow$  Troca binária(z)
3:  Iterações  $\leftarrow$  1
4:  Enquanto iterações < MaxIterações faça
5:    Novo_Q  $\leftarrow$  Q +  $V_{ijk}$ 
6:    Novo_ $\varphi$   $\leftarrow$   $\varphi$  +  $V_{iw}$ 
7:    Se Custo(z, Novo_Q, Novo_ $\varphi$ ) < Custo(z, Q,  $\varphi$ )
8:      Q  $\leftarrow$  Novo_Q
9:       $\varphi$   $\leftarrow$  Novo_ $\varphi$ 
10:   Fim se
11: Fim Enquanto
12: Solução  $\leftarrow$  [z Q  $\varphi$ ]
13: Retornar Solução

```

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A otimização foi realizada utilizando o *software Scilab* e executada em um PC com processador Intel Core i5 de 2,20 GHz com 4 GB de memória RAM no sistema operacional Windows 10.

Os dados obtidos na calibração para o *Simulated Annealing* e GRASP são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros do *Simulated Annealing* e GRASP (caso 1 e 2). Fonte: próprio autor.

Métodos	Parâmetros	Valores
SA	Taxa de resfriamento	0,975
	Máximo de iterações	70
	Temperatura inicial	1000
	Temperatura final	0,01
GRASP	Tamanho Lista	25% do número de variáveis
	Maximo de iterações	100
	Número de soluções	50

O tamanho do RLC depende do número de variáveis. Como as variáveis binárias estão dentro de uma matriz 2x2x2, o número de variáveis é 8. A porcentagem é arredondada para baixo, se necessário.

Ambos os métodos foram aplicados 10 vezes para fins estatísticos de tempo e precisão.

6.1 Caso 1

Os resultados de cada método são apresentados nas tabelas abaixo. Uma tabela comparativa também é apresentada. As Tabelas 4 e 5 apresentam o valor calculado nas 10 otimizações, juntamente com o tempo de processamento e o tempo para encontrar a melhor solução (momento em que o algoritmo não consegue mais encontrar melhores soluções). A Tabela 6 mostra os resultados para ambos os métodos e a Busca Tabu de Lin e Miller (2004) em relação ao tempo e custo obtido pela função objetivo. Os valores da função objetivo utilizados na comparação são os melhores valores que cada método obteve, arredondados sem casas decimais.

Tabela 4: Resultados do GRASP (caso 1). Fonte: próprio autor.

Simulação	Função Objetivo (US\$/ano)	Tempo Simulação (seg.)	Tempo melhor solução (seg.)
1 ^a	154.952,81	11,93	1,19
2 ^a	154.954,72	11,81	10,00
3 ^a	154.950,62	12,13	1,52
4 ^a	154.950,46	11,95	6,86
5 ^a	154.996,84	11,76	10,81
6 ^a	154.951,89	11,90	3,49
7 ^a	154.971,73	11,75	8,77
8 ^a	155.851,26	11,77	8,88
9 ^a	154.957,64	11,97	0,72
10 ^a	160.925,27	11,85	0,00
Média	155.646,32	11,88	5,22
Desvio %	0,70	0,78	73,46

Tabela 5: Resultados do *Simulated Annealing* (caso 1). Fonte: próprio autor.

Simulação	Função objetivo (US\$/ano)	Tempo Simulação (seg.)	Tempo melhor solução (seg.)
1 ^a	154.960,62	19,54	8,64
2 ^a	167.603,42	16,32	3,00
3 ^a	154.979,00	17,21	2,84
4 ^a	154.951,97	16,63	2,45
5 ^a	183.330,25	16,42	3,59
6 ^a	154.949,89	17,23	0,78
7 ^a	197.981,55	16,01	0,10
8 ^a	167.818,54	16,30	4,70
9 ^a	167.669,32	16,10	3,48
10 ^a	154.949,87	16,37	0,49
Média	165.919,44	16,81	3,01
Desvio %	6,60	4,20	55,66

Tabela 6: Tabela comparativa (caso 1, valores arredondados). Fonte: próprio autor.

Métodos	Melhor solução (US\$/ano)	Tempo melhor solução (seg.)	Tempo total (seg.)
Busca Tabu (Lin e Miller, 2004)	154997	64s	113s
Simulated Annealing	154950	0,78s	17,23s
GRASP	154950	6,86s	11,95s

O GRASP apresentou resultados médios melhores que o SA para o valor da função objetivo, desvio e tempo total, enquanto o SA apresentou menor tempo para encontrar a melhor solução. Quando comparadas as soluções obtidas com a melhor apresentada pela Busca Tabu de Lin e Miller (2004), nota-se que tanto o GRASP quanto o SA obtiveram soluções melhores, e ainda em um tempo significativamente menor em relação à Busca Tabu. Entretanto, as configurações dos PCs são diferentes, impedindo uma comparação precisa e justa. Todas as soluções apresentadas por Lin e Miller (2004) situaram-se em um intervalo de 0,1% a partir da melhor solução. A Busca Tabu apresentada pelos autores foi compilada no gcc (*GNU Compiler Collection*) usando um PC com processador Intel Pentium III de 1.0 Ghz com 1GB de memória RAM no sistema operacional Linux.

6.2 Caso 2

Os resultados obtidos nas 10 simulações para o segundo caso estão apresentados na Tabela 7 e 8.

Tabela 7: Resultados do GRASP (caso 2). Fonte: próprio autor.

Simulação	Função Objetivo (US\$/ano)	Tempo Simulação (seg.)	Tempo melhor solução (seg.)
1 ^a	67.360,06	32,37	0,46
2 ^a	67.346,79	40,28	0,21
3 ^a	57.276,56	36,79	0,30
4 ^a	61.507,07	34,80	0,24
5 ^a	67.661,10	36,13	0,22
6 ^a	1.029.995,83	36,58	0,35
7 ^a	61.782,50	39,10	0,28
8 ^a	63.176,51	37,17	0,21
9 ^a	68.017,09	35,72	0,20
10 ^a	67.781,05	35,81	0,22
Média	161.190,45	36,48	0,27
Desvio %	107,79	4,13	23,08

O GRASP apresentou um alto desvio devido à solução obtida na 6^a simulação. Caso esse valor seja considerado um *outlier*, o desvio se torna 5,11% com uma média de 64.656 US\$/ano. Como os dados utilizados por Lin e Miller não foram utilizados para um caso com fracionamento de corrente e misturas entre estágios, não há

comparativos para essa simulação. Mesmo assim, um resultado de 57.276,56 US\$/ano foi alcançado, sendo próximo de um terço do valor obtido para o caso 1 (154.950 US\$/ano), ou seja, sem a aplicação da frações e misturas.

O SA não obteve boas soluções para o caso 2, mesmo com menor desvio que o GRASP. Apesar de obter valor melhor que o caso 1 (154.950 US\$/ano), a melhor solução obtida pelo SA fornece um custo de 62.337,74 US\$/ano, sendo pior que o GRASP (57.276,56 US\$/ano). Os resultados obtidos pelo SA no segundo caso são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8: Resultados do SA (caso 2). Fonte: próprio autor.

Simulação	Função Objetivo (US\$/ano)	Tempo Simulação (seg.)	Tempo melhor solução (seg.)
1 ^a	999.586,69	16,50	3,40
2 ^a	992.640,66	14,91	1,63
3 ^a	63.006,15	15,22	2,37
4 ^a	1.015.651,39	14,66	0,38
5 ^a	1.007.093,36	14,64	1,59
6 ^a	1.018.134,37	15,04	0,00
7 ^a	996.247,05	14,83	0,00
8 ^a	1.001.662,09	14,56	1,45
9 ^a	62.337,74	14,67	0,00
10 ^a	996.431,56	15,48	0,69
Média	815.279,11	15,05	1,15
Desvio %	36,92	2,71	81,20

Os dados referentes à melhor solução obtida pelo GRASP estão presentes nas Tabelas 9 e 10, nas quais estão apresentados os valores de Q e φ respectivamente.

Tabela 9: Dados dos trocadores da melhor solução (caso 2). Fonte: próprio autor.

	Estágio 1		Estágio 2	
	Corrente Fria 1	Corrente Fria 2	Corrente Fria 1	Corrente Fria 2
Corrente quente 1	0	3.882,4085	0	1.881,4702
Corrente quente 2	3.947,5241	0	0	1.176,3341

A Tabela 10 mostra os dados das frações das correntes. A divisão é a mesma para os outros estágios. Cada valor de φ representa a porção da vazão na primeira

divisão. A divisão restante é o complemento para a fração unitária, já que existem apenas duas divisões por corrente.

Os valores da variável z seguem o mesmo padrão dos valores de Q , sendo unitários nos casos diferentes de zero.

Tabela 10: Valores da fração da corrente para a melhor solução (caso 2). Fonte: próprio autor.

	Corrente Quente 1	Corrente Quente 2	Corrente Fria 1	Corrente Fria 2
φ	0,302	0,549	0,004	0,915

7 CONCLUSÃO

A magnitude e a dificuldade da otimização de redes de trocadores de calor induzem a uma busca por métodos eficientes de otimização. As meta-heurísticas GRASP e SA foram implementadas com êxito neste problema, sendo ambos os métodos satisfatórios, apresentando duas conclusões importantes:

- Os métodos foram capazes de otimizar o problema da rede de troca de calor, apontando para grandes chances de sucesso em problemas com mais fluxos ou casos similares;
- O GRASP foi o método mais rápido e preciso, sendo o mais recomendado para problemas futuros.

Uma nova solução com melhor custo também foi estabelecida para a rede quando considerada a possibilidade de divisão e mistura de correntes entre estágios. Essa solução pode ser utilizada em futuras comparações, sendo que o valor de sua função objetivo representa quase um terço do valor estabelecido na literatura até então, desconsiderando a divisão e mistura entre estágios.

Como trabalhos futuros, recomenda-se a investigação de outras meta-heurísticas, além da aplicação do GRASP para resolução de outros modelos de redes apresentados em diferentes trabalhos da literatura.

REFERÊNCIAS

AALTOLA, J. Simultaneous synthesis of flexible heat exchanger network. **Applied Thermal Engineering**, v. 22, n. 8, p. 907-918, 2002.

AHMAD, S.; LINNHOFF, B.; SMITH, R. Cost optimum heat exchanger networks—2. Targets and design for detailed capital cost models. **Computers & Chemical Engineering**, v. 14, n. 7, p. 751-767, 1990.

AHMADI, S. Human behavior-based optimization: a novel metaheuristic approach to solve complex optimization problems. **Neural Computing and Applications**, v. 28, n. 1, p. 233-244, 2017.

ANAND, H.; NARANG, N.; DHILLON, J. S. Profit Based Unit Commitment using Hybrid Optimization Technique. **Energy**, 2018.

AWASTHI, A. et al. Optimal planning of electric vehicle charging station at the distribution system using hybrid optimization algorithm. **Energy**, v. 133, p. 70-78, 2017.

BAHNKE, G. D.; HOWARD, C. P. The effect of longitudinal heat conduction on periodic-flow heat exchanger performance. **Journal of Engineering for Power**, v. 86, n. 2, p. 105-117, 1964.

BASILIO, G. Heurística para otimizar a alocação de canal e potência em redes sem fio. 2015. 54 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica e Informática Industrial) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2015.

BEJAN, A. The concept of irreversibility in heat exchanger design: counterflow heat exchangers for gas-to-gas applications. **Journal of Heat Transfer**, v. 99, n. 3, p. 374-380, 1977.

BI, W.; DANDY, G C.; MAIER, H. R. Improved genetic algorithm optimization of water distribution system design by incorporating domain knowledge. **Environmental Modelling & Software**, v. 69, p. 370-381, 2015.

BONYADI, M. R. et al. Particle swarm optimization for single objective continuous space problems: a review. **Evolutionary Computation**, v. 1530, p. 9304, 2014.

BOTTOU, L.; CURTIS, F. E.; NOCEDAL, J. Optimization methods for large-scale machine learning. **Stat**, v. 1050, p. 2, 2017.

BRODOWICZ, K.; MARKOWSKI, M. Calculation of heat exchanger networks for limiting fouling effects in the petrochemical industry. **Applied Thermal Engineering**, v. 23, n. 17, p. 2241-2253, 2003.

CHEBOUBA, A. et al. Optimization of natural gas pipeline transportation using ant colony optimization. **Computers & Operations Research**, v. 36, n. 6, p. 1916-1923, 2009.

DA SILVA, A. P.; JUNIOR, E. C. B.; RAVAGNANI, M. A. da S. de S. Método do Enxame de Partículas Aplicado à Síntese de Redes de Trocadores de Calor. In: LOBATO, F. S.; STEFFEN JR, V.; DA SILVA NETO, A. J. **Técnicas de inteligência computacional com aplicações em problemas inversos de engenharia**. Curitiba: Omnipax. 2014. cap. 9. p. 108-116.

DE MELO, V. V. A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Drone Squadron Optimization. **arXiv preprint arXiv:1708.01368**, 2017.

DEMISSIE, A.; ZHU, W.; BELACHEW, C. T. A multi-objective optimization model for gas pipeline operations. **Computers & Chemical Engineering**, v. 100, p. 94-103, 2017.

DIEL, C. L. et al. Optimization of multiple-effect evaporation in the pulp and paper industry using response surface methodology. **Applied Thermal Engineering**, v. 95, p. 18-23, 2016.

EISEN, M.; MOKHTARI, A.; RIBEIRO, A. Decentralized quasi-newton methods. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 65, n. 10, p. 2613-2628, 2017.

ELMAATY, T. M. A.; KABEEL, A. E.; MAHGOUB, M. Corrugated plate heat exchanger review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 70, p. 852-860, 2017.

EL-YAAKOUBI, A. et al. Tabu search and memetic algorithms for a real scheduling and routing problem. **Logistics Research**, v. 10, n. 7, p. 1-18, 2017.

GROSSMANN, I. E.; SARGENT, R. W. H. Optimum design of heat exchanger networks. **Computers & Chemical Engineering**, v. 2, n. 1, p. 1-7, 1978.

GUNDEPSEN, T.; NAESS, L. The synthesis of cost optimal heat exchanger networks: An industrial review of the state of the art. **Computers & Chemical Engineering**, v. 12, n. 6, p. 503-530, 1988.

HUANG, Z.; HWANG, Y.; RADERMACHER, R. Review of nature-inspired heat exchanger technology. **International Journal of Refrigeration**, v. 78, p. 1-17, 2017.

HUSSAIN, A. R. J. et al. Review of polymers for heat exchanger applications: Factors concerning thermal conductivity. **Applied Thermal Engineering**, v. 113, p. 1118-1127, 2017.

INCLAN, E.; GEOHEGAN, D.; YOON, M. A hybrid optimization algorithm to explore atomic configurations of TiO₂ nanoparticles. **Computational Materials Science**, v. 141, p. 1-9, 2018.

ISAFIADE, A. et al. Optimal synthesis of heat exchanger networks for multi-period operations involving single and multiple utilities. **Chemical Engineering Science**, v. 127, p. 175-188, 2015.

KAUSHAL, M. Geothermal cooling/heating using ground heat exchanger for various experimental and analytical studies: Comprehensive review. **Energy and Buildings**, v. 139, p. 634-652, 2017.

KAVEH, A.; DADRAS, A. A novel meta-heuristic optimization algorithm: Thermal exchange optimization. **Advances in Engineering Software**, v. 110, p. 69-84, 2017.

LALLA-RUIZ, E. et al. An improved formulation for the multi-depot open vehicle routing problem. **OR spectrum**, v. 38, n. 1, p. 175-187, 2016.

LAMBERTSON, T. J. **Performance factors of a periodic-flow heat exchanger**. 1957. Tese de Doutorado. Monterey, California: Naval Postgraduate School, 1957.

LAWLER, EUGENE L.; BELL, M. D. A method for solving discrete optimization problems. **Operations Research**, v. 14, n. 6, p. 1098-1112, 1966.

LIN, B.; MILLER, D. C. Tabu search algorithm for chemical process optimization. **Computers & Chemical Engineering**, v. 28, n. 11, p. 2287-2306, 2004.

LINNHOFF, B.; AHMAD, S. Cost optimum heat exchanger networks—1. Minimum energy and capital using simple models for capital cost. **Computers & Chemical Engineering**, v. 14, n. 7, p. 729-750, 1990.

- LIU, W. et al. Gradient optimization of finite projected entangled pair states. **Physical Review B**, v. 95, n. 19, p. 195154, 2017.
- LIU, X. et al. Heat transfer deterioration in helically coiled heat exchangers in trans-critical CO₂ Rankine cycles. **Energy**, 2018.
- LYDEN, S.; HAQUE, M. E. A simulated annealing global maximum power point tracking approach for PV modules under partial shading conditions. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 31, n. 6, p. 4171-4181, 2016.
- MA, W.; FANG, S.; LIU, G. Hybrid optimization method and seasonal operation strategy for distributed energy system integrating CCHP, photovoltaic and ground source heat pump. **Energy**, v. 141, p. 1439-1455, 2017.
- MCQUISTON, F. C.; PARKER, J. D.; SPITLER, J. D. Heating, ventilating, and air conditioning: analysis and design. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken. 6^a Ed. 2005.
- MILCHEVA, I.; HEBERLE, F.; BRÜGGEMANN, D. Modeling and simulation of a shell-and-tube heat exchanger for Organic Rankine Cycle systems with double-segmental baffles by adapting the Bell-Delaware method. **Applied Thermal Engineering**, v. 126, p. 507-517, 2017.
- MIRJALILI, S.; LEWIS, A. The whale optimization algorithm. **Advances in Engineering Software**, v. 95, p. 51-67, 2016.
- MJIRDA, A. et al. Sequential variable neighborhood descent variants: an empirical study on the traveling salesman problem. **International Transactions in Operational Research**, v. 24, n. 3, p. 615-633, 2017.
- MONTOYA-TORRES, J. R. et al. A literature review on the vehicle routing problem with multiple depots. **Computers & Industrial Engineering**, v. 79, p. 115-129, 2015.
- NAJAFABADI, M. M. et al. Large-scale distributed L-BFGS. **Journal of Big Data**, v. 4, n. 1, p. 22, 2017.
- NETO, J. X. V. et al. Solving non-smooth economic dispatch by a new combination of continuous GRASP algorithm and differential evolution. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 84, p. 13-24, 2017.
- OMIDI, M.; FARHADI, M.; JAFARI, M. A comprehensive review on double pipe heat exchangers. **Applied Thermal Engineering**, v. 110, p. 1075-1090, 2017.

ÖZKIŞ, A.; BABALIK, A. A novel metaheuristic for multi-objective optimization problems: The multi-objective vortex search algorithm. **Information Sciences**, v. 402, p. 124-148, 2017.

PALMIERI, F. et al. Grasp-based resource re-optimization for effective big data access in federated clouds. **Future Generation Computer Systems**, v. 54, p. 168-179, 2016.

PAVÃO, L. V. et al. Efficient multiperiod heat exchanger network synthesis using a meta-heuristic approach. **Energy**, v. 142, p. 356-372, 2018.

PAVÃO, L. V.; COSTA, C. B. B.; RAVAGNANI, M. A. S. S. Heat exchanger network synthesis without stream splits using parallelized and simplified simulated annealing and particle swarm optimization. **Chemical Engineering Science**, v. 158, p. 96-107, 2017.

PENG, F.; CUI, G. Efficient simultaneous synthesis for heat exchanger network with simulated annealing algorithm. **Applied Thermal Engineering**, v. 78, p. 136-149, 2015.

PENSOTTI, F. **Method of making a composite heat-exchanger tube**. U.S. Patent n. 3,467,180, 16 set. 1969.

PERUMAL, S. et al. Study on concentric tube heat exchanger with different nano fluids for enhancing the heat transfer: A review. **Imperial Journal of Interdisciplinary Research**, v. 3, n. 9, 2017.

PHO, T. K.; LAPIDUS, L. Topics in computer-aided design: Part II. Synthesis of optimal heat exchanger networks by tree searching algorithms. **AIChE Journal**, v. 19, n. 6, p. 1182-1189, 1973.

POWELL, M. J. D. A new algorithm for unconstrained optimization. In: **Nonlinear programming**, Academic Press. 1970. p. 31-65.

ROY, S.; SENGUPTA, S.; DAS, P. Integral approach of adsorption and chemical treatment of fluoride containing wastewater: Batch and optimization using RSM. **Journal of Environmental Chemical Engineering**, v. 5, n. 1, p. 274-282, 2017.

SÁ, A. R. C. Avaliação de um trocador de calor casco e tubos para monitoramento do desempenho operacional de um processo industrial. 2016 Trabalho de Conclusão de Curso (Engenharia Química) – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2016.

SAMORA, I. et al. Simulated annealing in optimization of energy production in a water supply network. **Water Resources Management**, v. 30, n. 4, p. 1533-1547, 2016.

SETLUR, P. et al. An advanced engine thermal management system: Nonlinear control and test. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, v. 10, n. 2, p. 210-220, 2005.

SHAH, R. K.; LONDON, A. L. **Laminar flow forced convection in ducts: a source book for compact heat exchanger analytical data**. Academic press, 2014.

SHUBA, E. S.; KIFLE, D. Microalgae to biofuels: 'Promising' alternative and renewable energy, review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 81, p. 743-755, 2018.

SÖRENSEN, K. Metaheuristics — the metaphor exposed. **International Transactions in Operational Research**, v. 22, n. 1, p. 3-18, 2015.

SORENSEN, K.; SEVAUX, M.; GLOVER, F. A history of metaheuristics. **arXiv preprint arXiv:1704.00853**, 2017.

SUDIBYO, S.; MURAT, M. N.; AZIZ, N. Simulated Annealing-Particle Swarm Optimization (SA-PSO): particle distribution study and application in Neural Wiener-based NMPC. In: **Control Conference (ASCC), 2015 10th Asian**. IEEE, 2015. p. 1-6.

TOIMIL, D.; GÓMEZ, A. Review of metaheuristics applied to heat exchanger network design. **International Transactions in Operational Research**, v. 24, n. 1-2, p. 7-26, 2017.

VINCENT, F. Yu; LIN, Shin-Yu. A simulated annealing heuristic for the open location-routing problem. **Computers & Operations Research**, v. 62, p. 184-196, 2015.

WEBB, R. L.; ECKERT, E. R. G. Application of rough surfaces to heat exchanger design. **International Journal of Heat and Mass Transfer**, v. 15, n. 9, p. 1647-1658, 1972.

WONG, L.; MOIN, N. H. Ant Colony Optimization for Split Delivery Inventory Routing Problem. **Malaysian Journal of Computer Science**, v. 30, n. 4, p. 333-348, 2017.

XIANGKUN, M. A. et al. Synthesis of multi-stream heat exchanger network for multi-period operation with genetic/simulated annealing algorithms. **Applied Thermal Engineering**, v. 28, n. 8-9, p. 809-823, 2008.

YAO, J. A Review of Industrial Heat Exchange Optimization. In: **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**. IOP Publishing, 2018. p. 042036.

YEE, T. F.; GROSSMANN, I. E. Simultaneous optimization model for heat exchanger network synthesis. In I. E. Grossmann (Ed.), **Chemical Engineering Optimization Models with Gams**. 1991. CACHE 6.

YERRAMSETTY, K. M.; MURTY, C. V. S. Synthesis of cost-optimal heat exchanger networks using differential evolution. **Computers & Chemical Engineering**, v. 32, n. 8, p. 1861-1876, 2008.

ZADEH, P. M. et al. Hybrid optimization algorithm for thermal analysis in a solar parabolic trough collector based on nanofluid. **Energy**, v. 82, p. 857-864, 2015.

ZHU, Y.; BRIDSON, R.; KAUFMAN, D. M. Blended Constrained Quasi-Newton for Geometric Optimization. **arXiv preprint arXiv:1705.00039**, 2017.